

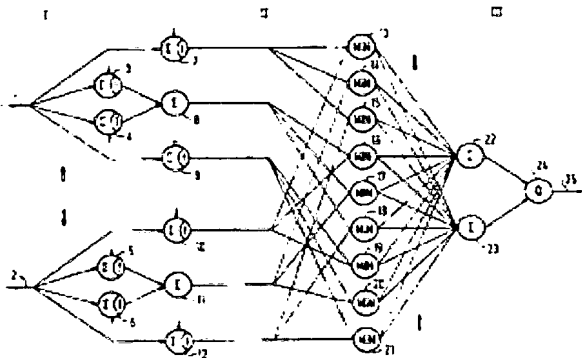
Optimisation of neural fuzzy control system - having multi-stage learning process in which three level neural network is used together with fuzzy logic rules

Publication number: DE4209746
Publication date: 1993-09-30
Inventor: WOLF THOMAS DR (DE)
Applicant: SIEMENS AG (DE)
Classification:
 - international: G06N3/04; G06N3/00; (IPC1-7): G06F15/18
 - european: G06N3/04F
Application number: DE19924209746 19920325
Priority number(s): DE19924209746 19920325

Report a data error here

Abstract of DE4209746

The neural network based fuzzy logic controller has a three-level structure. Located between two of the levels (I,II) are minimal networks for learning a set of three membership functions. The inputs (1,2) in the first level connect with pairs of elements (3,4 and 5,6), and with further elements (7,8,9 and 10,11,12). Between the second and third levels (II,III) are the inference elements of the neuro-fuzzy system. AND functions are provided by nine neurons (13-21). Outputs are generated by elements (22,24) that provide a 'defuzzyfying' action. The process operates to continuously 'learn' until an optimum condition is achieved. USE/ADVANTAGE - Simplifies utilisation of expert system.



Data supplied from the **esp@cenet** database - Worldwide

THIS PAGE BLANK (USPTO)

P 42 09 746 A 1



19 BUNDESREPUBLIK
DEUTSCHLAND



DEUTSCHES
PATENTAMT

12 **Offenlegungsschrift**
10 **DE 42 09 746 A 1**

51 Int. Cl. 5:
G 06 F 15/18

21 Aktenzeichen: P 42 09 746.0
22 Anmeldetag: 25. 3. 92
43 Offenlegungstag: 30. 9. 93

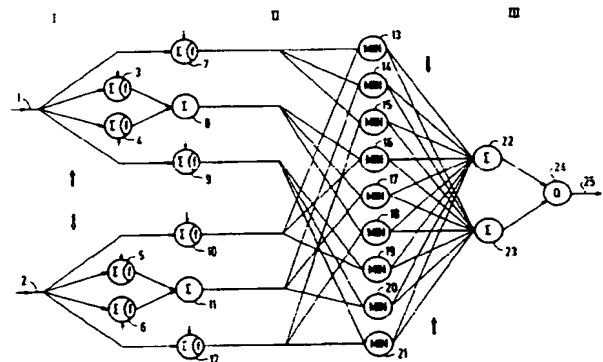
DE 42 09 746 A 1

71 Anmelder:
Siemens AG, 80333 München, DE

72 Erfinder:
Wolf, Thomas, Dr., 8551 Hemhofen, DE

54 Verfahren zur Optimierung eines technischen Neuro-Fuzzy-Systems

57 Die Erfindung betrifft ein Verfahren zum Optimieren eines Neuro-Fuzzy-Reglers, der ein selbstlernfähiges neuronales Netz aufweist; mit Hilfe eines mehrstufigen Lernprozesses, bei dem Daten durch Simulation eines Prozeßmodells erzeugt werden.



DE 42 09 746 A 1

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen

BUNDESDRUCKEREI 08. 93 308 039/232

7/45

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zur Optimierung eines technischen Neuro-Fuzzy-Systems, insbesondere eines Neuro-Fuzzy-Reglers, der ein selbstlernfähiges neuronales Netz mit der Struktur eines Fuzzy-Systems aufweist.

Neuro-Fuzzy-Regler mit entsprechendem Grundaufbau sind bekannt, so z. B. aus der DE 40 08 510 A1. Die hier beschriebene Optimal-Entscheidungseinheit, bei der zunächst die Charakteristik des zu regelnden Systems anhand charakteristischer Werte erfaßt und dann anhand von Vergleichsmustern weiterverarbeitet wird, geht von den Aussagen des geübten Bedienungspersonals des zu regelnden Prozesses aus. Das Selbstlernverhalten soll die von dem geübten Bedienungspersonal eingegebenen Werte verbessern und den zu regelnden Prozeß optimieren. Nachteilig an einem derartigen Vorgehen ist z. B., daß für Grenzbereiche des Prozeßverhaltens keine Werte vorliegen können, da eine Ansteuerung der Grenzbereiche mit einem erheblichen Risiko der Zerstörung der teuren Prozeßeinrichtungen verbunden ist und daher unterbleiben muß. Weiterhin ist ein subjektiver Einfluß aus dem Expertenwissen nicht auszuschließen.

Es ist Aufgabe der Erfindung, die bekannten Verfahren zur Optimierung eines Neuro-Fuzzy-Reglers von den Beschränkungen und Nachteilen der Übernahme von Expertenwissen zu befreien und eine Ergebnisoptimierung zu erreichen.

Die Aufgabe wird dadurch gelöst, daß der Neuro-Fuzzy-Regler um Operatordaten zu erzeugen, einem mehrstufigen, insbesondere mindestens dreistufigen Lernprozeß unterzogen wird, und wobei, ausgehend von dem Verhalten eines beliebigen Operators, Eingangsdaten für einzelne Lernstufen über zumindest ein Prozeßmodell durch Simulation erzeugt werden. Durch diese Vorgehensweise wird der Operationsbereich eines Neuro Fuzzy-Reglers auch auf Grenzbereiche erstreckbar, die wegen der hohen Wahrscheinlichkeit der Gefährdung der Prozeßeinrichtungen nicht durch Operatordaten vorgegeben werden können. Dabei wird vorteilhaft erreicht, daß der Programmieraufwand, verursacht durch die Umsetzung linguistischer Regeln, verringert wird. Eine Verringerung des Programmieraufwandes ist überraschenderweise möglich. Des weiteren werden völlig subjektive Vorgaben durch objektivere Vorgaben ersetzt und damit die Ergebnisse systematisch verbesserbar.

In Ausgestaltung der Erfindung ist vorgesehen, daß die Lernstufen als Eingangsdaten das Ergebnis der vorhergehenden Lernstufe verwenden. So ergibt sich eine hierarchische Optimierung, die durch Neuro-Fuzzy-Netze besonders einfach ist. Besonders vorteilhaft ist, daß die Optimierung in Lernstufen mit Kleinsignalverhalten und Lernstufen mit Großsignalverhalten aufgeteilt ist. So ergibt sich eine Extrapolation des Reglerverhaltens in die Grenzbereiche. Die hier zwangsläufig auftretenden Abweichungen zwischen dem realen und dem fiktiven Prozeßablauf können so verringert werden.

Die Lernstufen können auch/oder, nach Freiheitsgraden des Neuro-Fuzzy-Systems, aufgeteilt sein, insbesondere in aufsteigender Freiheitsgradfolge. Dieses Vorgehen, das vorteilhaft die Aufteilung in Lernstufen mit Kleinsignalverhalten und Großsignalverhalten ergänzt, verbessert das Ergebnis insbesondere in den Grenzbereichen.

Als erste Lernstufe hat sich ein Modell eines konven-

tionellen Reglers als besonders praktikabel herausgestellt, das auch mit den Daten eines menschlichen Operators gelernt werden kann. Regler-Modelle sind in vielfältiger Ausgestaltung bereits vorhanden und dem Fachmann für die Simulation von Reglern bekannt. Aus der Vielzahl der vorhandenen und anwendbaren Modelle ist die Verwendung eines PD-Reglermodells besonders vorteilhaft, z. B. wenn ein Fuzzy-System mit zwei Eingängen und einem Ausgang gelernt werden soll. Auch die Modelle von adaptiven Reglern mit Vorsteuerung der Adaptionsparameter oder allgemeiner Vorsteuerung sind vorteilhaft verwendbar. So läßt sich die Reaktionszeit verringern.

Das technische Neuro-Fuzzy-System kann sowohl in Hard- als auch in Software ausgebildet sein. Die Auswahl wird je nach der Prozeßgeschwindigkeit und dem vertretbaren technischen Aufwand getroffen. Sowohl Neuro-Fuzzy-Programme für Softwarelösungen als auch für Neuro-Fuzzy-ASIC's sind bekannt, z. B. aus "A FUZZY CONTROLLER USING A NEURAL NETWORK AND ITS CAPABILITY TO LEARN EXPERT'S CONTROL RULES" und "FUSION TECHNOLOGY OF FUZZY THEORY AND NEURAL NETWORKS — SURVEY AND FUTURE DIRECTIONS" — (beide erschienen in Proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks (Iizuka, Japan, July 20—24, 1990) pp. 103—106.).

Die Erfindung wird anhand einer Zeichnung näher beschrieben, wobei aus der Zeichnungsbeschreibung ebenso wie aus den Unteransprüchen weitere erfindungswesentliche Einzelheiten entnehmbar sind.

Es zeigen:

Fig. 1 ein Neuro-Fuzzy-System mit zwei Eingangs- und einer Ausgangsgröße,

Fig. 2 ein charakteristisches Eingangsmuster von Operatordaten,

Fig. 3 das Lernergebnis aus den Daten von Fig. 2 (Kennfläche der Übertragungscharakteristik,

Fig. 4 das Ergebnis eines gelernten PD-Reglers mit dreitausend Operatordaten,

Fig. 5 das Ergebnis eines Neuro-Fuzzy-Reglers, der mit den Daten des PD-Reglers aus Fig. 4 gelernt wurde und

Fig. 6 das Endergebnis des Neuro-Fuzzy-Systems, das durch einen dreistufigen Lernprozeß aus den vorhergehenden Daten erhalten wurde.

Das neuronale Netz in Fig. 1 besitzt zwischen den Ebenen I und II zwei minimale Netzwerke mit Linear- und Signoid-Neuronen für das Lernen eines Satzes von drei Membership-Funktionen, die über 1 und 2 aufgegeben werden. Die beiden minimalen Netzwerke besitzen, ähnlich dem Gesamtnetz, eine Drei-Ebenen-Struktur mit einem Eingabeelement 1 bzw. 2 in der Eingabeebene, zwei Elemente 3, 4 bzw. 5, 6 in der Zwischenebene und drei Elementen 7, 8, 9 bzw. 10, 11, 12 in der Ausgangsebene. Die Elemente 3 bis 12 sind bezüglich ihrer Funktionen gekennzeichnet.

Für die Berechnung der mittleren Dreiecksfunktion des üblichen Lernsatzes bei drei Membership-Funktionen, wird in der Ausgangsebene vorteilhaft ein lineares Neuron eingesetzt, das an seinen Eingängen feste Gewichte mit den Werten 1 und -1 hat. In den anderen Verbindungen werden Gewichtungsfaktoren eingesetzt, die mit dem Error-Backpropagation-Algorithmus gelernt wurden. Die Eingangsfunktionen sind, wie erwähnt, in bekannter Weise als mittlere Dreiecksfunktion und seitliche "Schulterwert"-Funktionen ausgebildet. Beispiele für die üblichen Lernsätze und ihre Weiterbehandlung

zeigt der Beitrag "Cleverer Regler schnell entworfen" Elektronik 6/1992, S. 60.

In dem neuronalen Netz in Fig. 1 entspricht der Ausgangswert des Neurons 7 dem Wahrheitsgrad der linksseitigen Membership-Funktion des Eingangs 1 der Ausgangswerte des Neurons 8 der dreieckförmigen Membership-Funktion und der Ausgangswert des Neurons 9 der rechtsseitigen Membership-Funktion. Entsprechendes gilt für die Neuronen 10, 11 und 12.

Zwischen den Ebenen II und III ist der Inferenzteil des Neuro-Fuzzy-Systems angeordnet. Bei der Anwendung von AND-Verknüpfungen mit nur zwei Eingängen ergeben sich neun mögliche Regeln. Neun Minimumneuronen 13 bis 21 realisieren die AND-Verknüpfungen, die sich ergeben. Da im Beispiel zwei Eingänge mit jeweils drei Membership-Funktionen verwendet werden, ist die Berücksichtigung von neun Regeln möglich, was sich in der Anzahl der Minimumneuronen 13 bis 21 widerspiegelt. Im Funktionsteil "Defuzzifizierung" mit den Elementen 22, 23, 24 wird durch die max-dot-Methode mit nachfolgender Schwerpunktberechnung ein Ausgangswert 25 berechnet. Die vorstehenden Methoden sind dem Fachmann, z. B. aus dem vorgenannten Aufsatz, bekannt.

Mit dem vorstehend geschilderten Neuro-Fuzzy-System ist es nun beispielsweise möglich, Operatordaten, gewonnen durch das Reglerverhalten eines Menschen, bei dem besonders in der Fuzzy-Technik bekannten inversen Pendel weiter zu verbessern. In Fig. 2 bezeichnet der Eingang 1 den Winkel und der Eingang 2 die Winkelgeschwindigkeit des inversen Pendels. Es ist das Ziel, das Pendel im Punkt (0, 0) zu stabilisieren. Durch Stöße an das Pendel wird eine Störung des Prozesses simuliert.

In Fig. 3 ist das Lernergebnis aus den Daten von Fig. 2 gezeigt. Man kann erkennen, daß im mittleren Bereich, der durch die Operatorlernenden abgedeckt wird, ein Verhalten des Reglers erreicht wird, das dem des Operators entspricht.

In den Eckbereichen, in denen keine Lerndaten vorhanden sind, verhält sich das gelernte System völlig unbestimmt. Sollte der Prozeß in diese Randbereiche kommen, wird der Regler ein unbefriedigendes Reaktionsverhalten zeigen.

Erfindungsgemäß wird, vorteilhaft besonders einfach, dem Neuro-Fuzzy-Regler zunächst ein System mit wenigen Freiheitsgraden gelernt, in diesem Beispiel ein PD-Regler, der in ein neuronales Netz transformiert wurde. Dieser Regler spiegelt das Verhalten des Operators im gesamten Arbeitsbereich ausreichend genau wieder, hat aber den Nachteil, daß Nichtlinearitäten des Reglers nicht wiedergegeben werden können. Mit einem konventionellen PD-Regler-Modell, bei dem nur zwei Parameter eingestellt werden können, ergibt sich ein Regelergebnis, wie es in Fig. 4 zu sehen ist. Dieses Reglerergebnis deckt den gesamten Großsignalbereich ausreichend gut ab. Aus dem Ergebnis werden nun Datensätze für den Regler generiert, die über den gesamten Arbeitsbereich verteilt sind. Mit diesen Datensätzen lernt der Fuzzy-Regler. Das Ergebnis ist in Fig. 5 zu sehen. Man erkennt, daß die Kennflächen beider Regler (Fig. 4; Fig. 5) prinzipiell gleich sind.

Der erhaltene Fuzzy-Regler von Fig. 5 wird nun als voreingestellter Regler für das Nachlernen der Operatordaten in einem weiteren Lernprozeß verwendet. Durch dieses Nachlernen bleibt das Großsignalverhalten nahezu unverändert, aber im Arbeitspunkt wird das Kleinsignalverhalten des Fuzzy-Reglers an den Operator angepaßt. Es ist dadurch möglich, nichtlineare Reg-

lereigenschaften, die der Operator besitzt und die für das Beherrschen des Prozesses erforderlich sind, nachzubilden. Das Lernergebnis ist in Fig. 6 zu sehen. Vergleicht man dieses Ergebnis mit Fig. 3, so erkennt man, daß der Bereich, an dem Operatordaten verfügbar sind, nahezu identisch ist. In den Eckbereichen, also den kritischen Randbereichen, aber nicht. Dagegen hat das Endergebnis in Fig. 6 ein plausibleres Verhalten, das durch Aufprägung des Großsignalverhaltens aus dem PD-Regler erreicht wurde.

Der vorstehend beschriebene dreistufige Lernprozeß, bei dem zunächst ein Regler mit wenigen Freiheitsgraden, beispielsweise ein PD-Regler, gelernt wird, der das Großsignalverhalten im gesamten Arbeitsbereich bestimmt, mit Ergänzung durch einen Regler mit vielen Freiheitsgraden, beispielsweise einem Fuzzy-Regler, mit Hilfe von Lerndatensätzen des ersten Reglers und einem dritten Lernschritt, in dem dieser zweite Regler dann im Kleinsignalverhalten in den Bereichen, in denen Operatordaten verfügbar sind, nachgelernt wird, ergibt sich eine erhebliche Verbesserung der bisher bekannten Möglichkeiten von Prozeßregelungen in Grenzbereichen und der allgemeinen Optimierung.

Das erfindungsgemäße Vorgehen ist anhand eines einfachen Beispiels beschrieben. Es versteht sich, daß in prozeßgerechten Abwandlungen auch wesentlich kompliziertere, mit weiteren Lernschritten durchzuführende Prozeßregelungen möglich sind. Diese, eventuell auch erfinderischen Abwandlungen, sind in das Belieben des Fachmannes gestellt.

Patentansprüche

1. Verfahren zur Optimierung eines technischen Neuro-Fuzzy-Systems, insbesondere eines Neuro-Fuzzy-Reglers, der ein selbstlernfähiges neuronales Netz mit der Struktur eines Fuzzy-Systems aufweist, wobei der Neuro-Fuzzy-Regler um Operatordaten zu erzeugen, einem mehrstufigen, insbesondere mindestens dreistufigen, Lernprozeß unterzogen wird, und wobei, ausgehend von dem Verhalten eines beliebigen Operators, Eingangsdaten für einzelne Lernstufen über zumindest ein Prozeßmodell durch Simulation erzeugt werden.
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß die Lernstufen als Eingangsdaten das Ergebnis der vorhergehenden Lernstufe verwenden.
3. Verfahren nach Anspruch 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, daß die Optimierung in Lernstufen mit Kleinsignalverhalten und Lernstufen mit Großsignalverhalten aufgeteilt ist.
4. Verfahren nach Anspruch 1, 2 oder 3, dadurch gekennzeichnet, daß die Lernstufen nach Freiheitsgraden des Neuro-Fuzzy-Systems aufgeteilt sind, insbesondere in aufsteigender Freiheitsgradfolge.
5. Verfahren nach Anspruch 1, 2, 3 oder 4, dadurch gekennzeichnet, daß die erste Lernstufe mit vorgegebenen Werten, vorzugsweise aus einem Modell eines konventionellen Reglers, arbeitet.
6. Verfahren nach Anspruch 5, dadurch gekennzeichnet, daß die erste Lernstufe das Verhalten eines P, vorzugsweise eines PD, aber auch eines PID-Reglers erlernt.
7. Verfahren nach Ansprüchen 1, 2, 3 oder 4, dadurch gekennzeichnet, daß zumindest einzelne Lernstufen mit den Werten vorzugsweise aus einem Modell eines adaptiven, z. B. eines selbstadapt-

tierenden, Reglers mit oder ohne feed forward-Schleife arbeiten.

8. Einrichtung zur Durchführung des Verfahrens nach einem oder mehreren der Ansprüche 1, 2, 3, 4, 5, 6 oder 7, dadurch gekennzeichnet, daß der Neuro-Fuzzy-Regler in einem Rechner, vorzugsweise einem PC, softwaremäßig ausgebildet ist. 5

9. Einrichtung zur Durchführung des Verfahrens nach einem oder mehreren der Ansprüche 1, 2, 3, 4, 5, 6 oder 7, dadurch gekennzeichnet, daß der Neuro-Fuzzy-Regler als IC, vorzugsweise als ASIC, ausgebildet ist. 10

10. Einrichtung nach Anspruch 8 oder 9, dadurch gekennzeichnet, daß sie eine vernetzte Rechenstruktur mit mathematische Beziehungen, z. B. Algorithmen, bearbeitende Netzknoten aufweist, die zumindest teilweise zum Abarbeiten von Error-Backpropagation oder Fuzzy-Beziehungen eingerichtet sind. 15

Hierzu 3 Seite(n) Zeichnungen

20

25

30

35

40

45

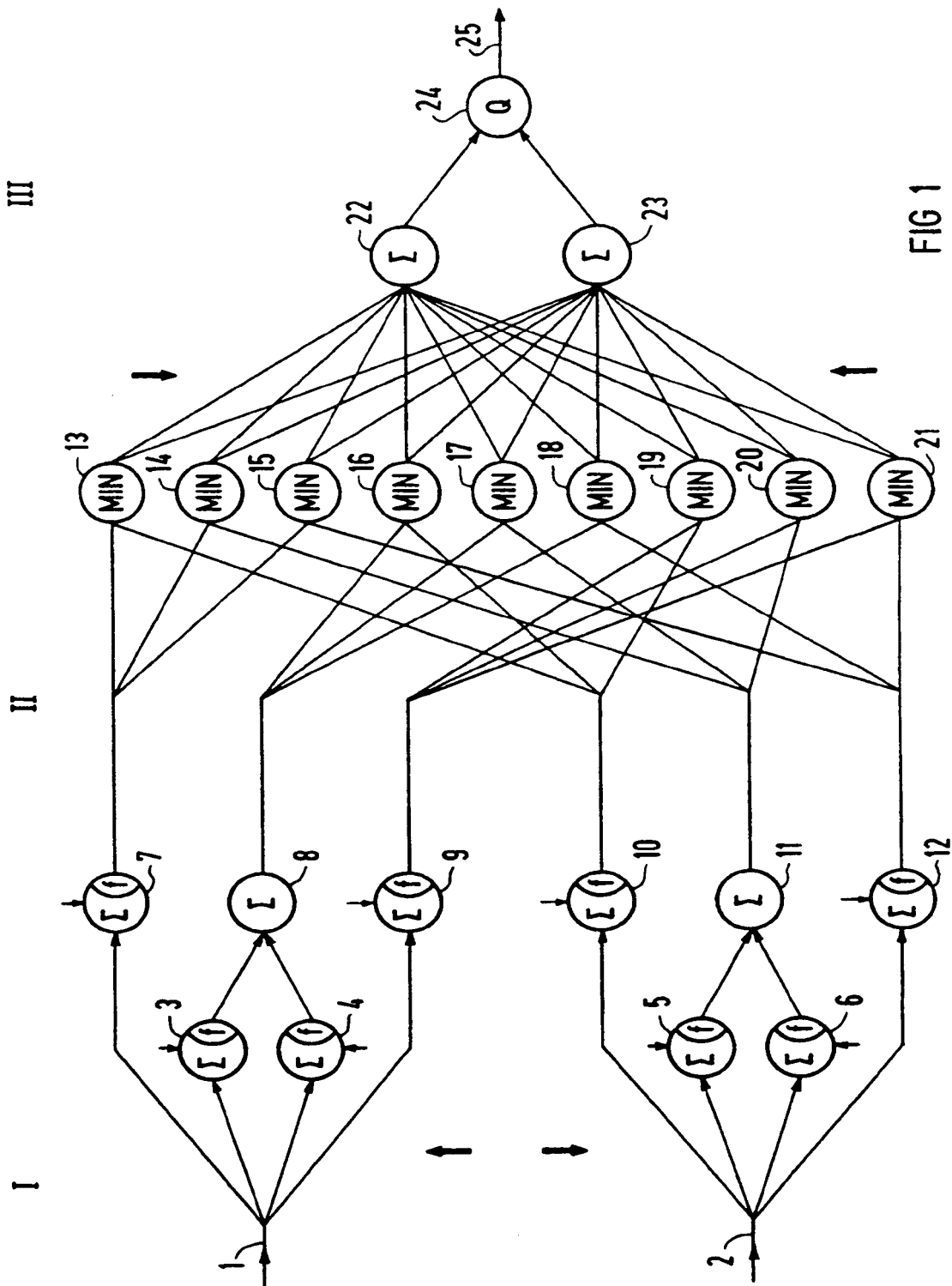
50

55

60

65

- Leerseite -



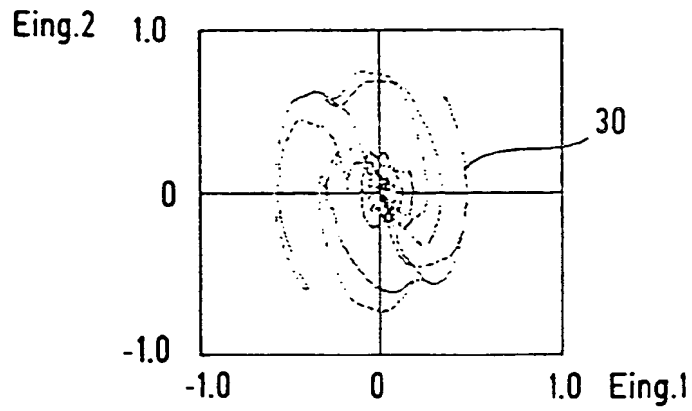


FIG 2

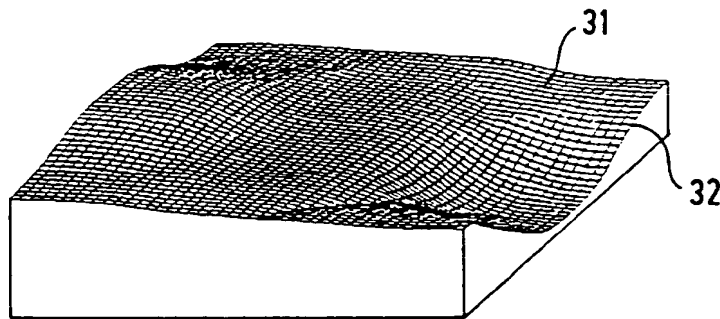


FIG 3

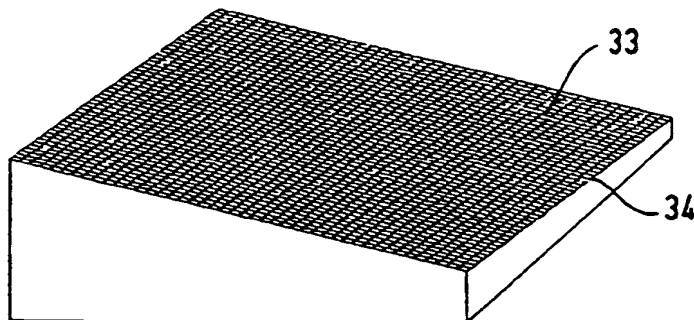


FIG 4

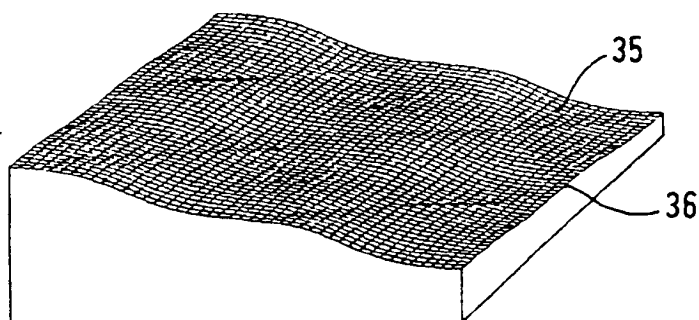


FIG 5

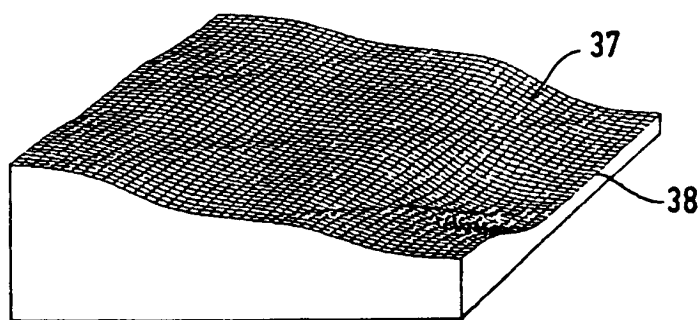


FIG 6